

УДК 658.3:331.108.2:004 (470.31)
DOI 10.22213/2618-9763-2026-2-29-39

А. Р. Калинин, доктор экономических наук
Н. А. Зуева, аспирант
Университет «Синергия», Москва, Россия

КЛАССИФИКАЦИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ЦИФРОВОГО РЕКРУТИНГА И ОЦЕНКА ЭКОНОМИЧЕСКОГО ЭФФЕКТА ДЛЯ РЕКРУТИНГОВЫХ КОМПАНИЙ В ПРОМЫШЛЕННЫХ ОТРАСЛЯХ ЦЕНТРАЛЬНОГО ФЕДЕРАЛЬНОГО ОКРУГА

В статье рассматривается разработка и эмпирическая проверка четырехуровневой классификации конфигураций цифрового рекрутинга (K0–K3), группирующей инструменты по трем функциональным блокам: подбор, адаптация и аналитическое сопровождение персонала. Конфигурации трактуются как последовательные ступени развития цифровой рекрутинговой системы – от ручного подбора и базовой автоматизации до интегрированной платформы с аналитическим блоком. Исследование посвящено апробации данной классификации на данных 36 промышленных предприятий Центрального федерального округа, являющихся заказчиками рекрутинговой компании, внедривших цифровую экосистему управления персоналом. Отмечено, что выборка охватывает машиностроение, металлообработку, логистику, агропромышленность, фармацевтику и смежные отрасли. Проанализировано 1945 вакансий в двух временных срезах – до и после внедрения системы. На основе массива данных разработан интегральный индекс цифровой зрелости I_{dig} , агрегирующий компоненты интеграции, автоматизации, аналитичности и адаптивности. Показано, что при переходе от конфигурации K1 к K3 значение I_{dig} возрастает с 0,529 до 0,955 (+80 %; $p = 0,001$). Особое внимание уделено динамике ключевых показателей: доли вакансий, закрытых в срок, удовлетворенности HR-менеджеров, средней длительности производственных простоев. Дана оценка совокупного экономического эффекта для предприятий в размере 17–70 млн руб. в год при среднем ROI 250–1100 % для конфигурации K3. Обосновано, что аналитический блок обеспечивает 37,9 % прироста I_{dig} и является главным источником нелинейного роста ROI, формируя приоритетное направление инвестиций рекрутинговых компаний в аналитические конфигурации цифрового рекрутинга.

Ключевые слова: цифровой рекрутинг; цифровая зрелость; аналитический блок рекрутинга; производственные простои; экономический эффект; ROI

Введение

Цифровая трансформация функций управления персоналом является важным фактором повышения эффективности российских компаний. В условиях цифровой экономики рекрутинг как подсистема HR (*Human Resources*) автоматизирует рутинные операции, повышает точность отбора, расширяет воронку поиска и снижает транзакционные издержки [1]. По данным *TAdviser*, в 2024 г. около 70 % крупных и средних российских компаний применяли по крайней мере один цифровой инструмент в кадровой практике [2], однако глубина и комплексность цифровизации рекрутинга существенно различаются по отраслям и регионам. В промышленных отраслях стоимость незакрытых вакансий и текучести кадров особенно высока, а нехватка персонала может приводить к простоям и снижению рентабельности. При этом нерешенные проблемы цифровизации реального сектора (ограниченное финансирование, дефицит компетенций, институциональные барьеры) усиливают операционные риски [3]. Большинство отечественных исследований фокусируется на

отдельных технологиях в ATS-системах, чат-ботах, ИИ-предскрининге, онлайн-платформах обучения и адаптации [4–6] и оценивают эффект либо на уровне отдельных HR-процессов, либо организации в целом, без привязки к этапам жизненного цикла сотрудника и экономическим результатам предприятия. Зарубежные работы концентрируются либо в сервисных отраслях, либо иных институциональных условиях на изучении возможностей ATS, предиктивной аналитике и алгоритмах машинного обучения [7–9], демонстрируя высокий ROI. Российские исследования подтверждают связь уровня цифровизации и рентабельности предприятий [10, 11], однако не показывают, какие конфигурации цифровых HR-инструментов дают наибольший экономический эффект в промышленности. Ключевым понятием выступает цифровая зрелость (*digital maturity*), например, модели *McKinsey*, *Deloitte*, *Ernst & Young* и др. оценивают не только наличие технологий, но и степень интеграции, автоматизации, аналитики и адаптивности [12]. Применительно к рекрутингу это требует анализа цифровых инструментов

в разрезе функциональных блоков: подбора, адаптации и сопровождения. В существующих работах остаются пробелы, связанные с отсутствием классификации характеристик цифрового рекрутинга с привязкой к экономическим показателям, изученностью поэтапной динамики эффекта при переходе от фрагментарных решений к интегрированной экосистеме и точечным характером оценок *ROI* без учета отраслевой специфики и стоимости простоев.

Настоящее исследование направлено на восполнение этих пробелов. Объектом выступают промышленные предприятия Центрального федерального округа (ЦФО), заказчики рекрутинговых услуг; предметом – экономические эффекты внедрения цифровых систем рекрутинга. Для формализации уровня цифровизации вводится интегральный индекс цифровой зрелости рекрутинговой экосистемы (*I_dig*), агрегирующий компоненты интеграции, автоматизации, аналитичности и адаптивности.

Цель исследования – разработать классификацию характеристик цифрового рекрутинга по функциональным блокам и количественно оценить влияние уровня цифровой зрелости на ключевые показатели кадрового обеспечения и экономический эффект (включая *ROI*) промышленных предприятий ЦФО. Проверяются гипотезы о росте *I_dig* после внедрения цифровой экосистемы (*H1*), преимущественном вкладе аналитического компонента (*H2*), улучшении *KPI* кадрового обеспечения (*H3*) и нелинейном характере экономического эффекта при переходе к полной конфигурации с аналитическим блоком (*H4*).

Первоначальная апробация изложенных идей и методического подхода была осуществлена в тезисах доклада автора¹.

Теоретические основы и концептуальная классификация К0–К3

Цифровой рекрутинг определяется как совокупность технологических инструментов и процессов привлечения, отбора, адаптации и удержания персонала. В отечественной литературе выделяются чат-боты, ИИ-инструменты, *HR*-аналитику и *ATS*-системы как ключевые составляющие [13, 14]. По данным начала 2020-х, *ATS* применяли около 6 % российских компаний, что указывает на значительный нереализованный

потенциал. В зарубежных исследованиях акцентируются три технологических класса: *ATS* (автоматизация подбора), платформы цифровой адаптации и предиктивная *HR*-аналитика [15–17].

Разбиение инструментов цифрового рекрутинга на три блока: подбор, адаптация, сопровождение, обосновано экономически: каждый блок имеет собственный измеримый целевой индикатор.

Блок *подбора* (*K1*) воздействует на *time-to-fill* (*TTF*) и *cost-per-hire*, *ATS* сокращают срок скрининга на 30–50 % и снижают нагрузку *HR*-службы до 40 % [18]. Однако при структурном дефиците кадров *TTF* ограничен рыночным предложением, что и объясняет незначимость снижения *T_close* в выборке.

Блок *адаптации* (*K2*) влияет на долю прохождения испытательного срока и скорость выхода сотрудника на проектную мощность, цифровые онбординговые платформы снижают операционные потери от преждевременных увольнений [19].

Блок *сопровождения* (*K3*) аналитика, *BI*, прогнозирование текучести создает качественно иной управленческий продукт: переход от закрытия вакансий к управлению кадровым риском. Именно здесь формируется нелинейный скачок *ROI*.

По данным *Capgemini* и *MIT Sloan*, компании, совмещающие цифровые технологии с развитием кадрового потенциала, показывают рост прибыли на 26 % против 9 % без цифровизации, а внедрение технологий без *HR*-развития снижает прибыль на 11 % [20]. Этот вывод указывает на то, что экономическая отдача цифровизации определяется не инструментами автоматизации, а глубиной интеграции аналитики в управленческие решения.

Классификация *K0–K3* как концептуальный инструмент, обобщающий логику поэтапной цифровизации рекрутинга, представлена в табл. 1. Конфигурации упорядочены по глубине цифровизации. Диапазоны *ROI* для *K0–K2* получены на основе обзора литературы и компонентной атрибуции, для *K3* – эмпирически. Настоящее исследование фиксирует переход от *K1* (состояние предприятий выборки до внедрения цифровой экосистемы управления персоналом (ЦЭС УП)) к *K3* (после). Это позволяет измерить совокупный экономический эффект перехода.

¹ Зуева Н. А. Влияние цифровизации рекрутинга на производительность труда и экономику обрабатывающих отраслей // Актуальные проблемы экономики и управления : сб. материалов Всерос. науч.-практ. форума. Брянск : Брянский государственный инженерно-технологический университет, 2025. С. 145–152. EDN: WGZWHM

Таблица 1. Концептуальная классификация конфигураций цифрового рекрутинга

Table 1. Conceptual classification of digital recruiting configurations

Конфигурация	Блоки	Инструменты	Экономический индикатор блока	Ориентир I _{dig}	ROI, %
K0	–	Ручной подбор, <i>Excel</i> , телефон	Нет измеримого эффекта, провалы ИС > 20 %	<0,30	
K1	Подбор	<i>ATS (E-Staff, Potok)</i> , <i>job boards</i> , ИИ-скрининг, чат-бот	↓ TTF ↓ cost-per-hire ↑ охват кандидатов	0,30–0,55	50–150
K2	K1 + Адаптация	Онбординг-платформа, <i>LMM</i> -обучение, ИИ-оценка, видео-интервью	↓ провалы испытательного срока ↑ time-to-productivity	0,55–0,80	100–250
K3	K2 + Сопровождение	Предиктивная аналитика текучести, <i>KPI</i> -дашборды, <i>BI</i> -интеграция (<i>ATS/CRM</i>), прогноз потребности	↓ простои ↑ Share_on_time ↑ ROI нелинейный скачок за счет аналитики	0,80–1,00	250–1100

Источник: составлена авторами.

Примечание: ROI для K0–K2 являются концептуальными ориентирами на основе обзора литературы [21–24] и атрибуции компонентов. ROI для K3 подтвержден эмпирически по данным настоящего исследования.

Стрелки вверх и вниз означают снижение и рост/увеличение показателя.

Конфигурация K3 является критической ступенью развития системы: именно добавление аналитического блока обеспечивает нелинейный рост ROI за счет сокращения простоев и повышения надежности закрытия вакансий.

Ключевым теоретическим ожиданием послужил нелинейный скачок ROI при добавлении аналитического блока. Блок подбора экономит операционные ресурсы HR-службы, блок адаптации снижает потери при испытательном сроке, блок сопровождения предотвращает производственные простои через прогноз. Перечисленные потери в промышленных отраслях на порядок выше, чем операционные расходы на рекрутинг. Неоднородность эффекта подтверждается и на уровне регионального промышленного развития, т. к. влияние цифровизации значительно выше в отраслях с развитой технологической инфраструктурой [25].

Методика исследования.

Выборка и данные

Выборка исследования включала 36 промышленных предприятий ЦФО (без учета г. Москвы), заказчиков рекрутинговой компании «Рекадро», внедривших цифровые HR-системы (ЦЭС УП) в 2024–2025 гг. Количественно компании были распределены следующим образом: машиностроение (7), металлообработка (6), логистика (6), агропромышленность (5), фармацевтика (5), автокомпоненты (4), автосборка (3). По каждому предприятию собраны данные до внедрения цифровых HR-систем (2024, K1-уровень: базовый *ATS + job boards*) и после (2025, K3-уровень: полный цикл кадровых задач: от поиска

до адаптации сотрудников). Итого 72 наблюдения на уровне «предприятие × период». Анализировались 1945 вакансий (874 до, 1071 после). Для оценки финансового эффекта использовалась расширенная группа из 48 предприятий ЦФО (24 предприятия с цифровизацией K3, 24 предприятия без K1-уровня).

Для каждого предприятия фиксировались пять показателей кадрового обеспечения:

- доля вакансий, закрытых в срок (*Share_on_time*), установленная заказчиком в заявке на подбор (от даты подачи заявки до выхода кандидата на работу), в процентах;
- среднее фактическое время закрытия вакансии от даты подачи заявки, дней (*Avg_T_close*);
- оценка удовлетворенности HR-менеджера заказчика по пятибалльной шкале (*HR_score*), фиксировавшаяся в карточке закрытой вакансии в системе рекрутинговой компании;
- доля кандидатов, не прошедших испытательный срок (*Share_trial_fail*), среди закрытых данной рекрутинговой компанией вакансий, в процентах;
- средняя длительность производственного простоя по незакрытым вакансиям (*Downtime*), дней; определялась на основе экспертной оценки рекрутинговой компании по данным предприятий-заказчиков.

Для оценки финансового эффекта использовалась дополнительная, независимая группа из

48 промышленных предприятий ЦФО (24 предприятия с внедренной ЦЭС УП, достигшие конфигурации К3, и 24 предприятия, остающиеся на базовом уровне цифровизации К1). Основная выборка ($n = 36$) и расширенная группа ($n = 48$) не пересекаются. По 36 предприятиям были доступны сопоставимые данные «до/после» внедрения ЦЭС УП (2024 и 2025 гг.), тогда как расширенная выборка формировалась отдельно по критерию наличия/отсутствия конфигурации К3 для межгруппового сравнения финансовых результатов. Обе подгруппы расширенной выборки сопоставимы по отраслевой структуре, численности персонала и региону, что минимизирует риск систематических различий, не связанных с уровнем цифровизации.

Индекс цифровой зрелости I_{dig}

I_{dig} агрегирует четыре компонента: интеграцию (I_{int}), автоматизацию (I_{auto}), аналитичность (I_{anal}) и адаптивность (I_{adapt}). Каждый нормализован по $min - max$ по 11 показателям; показатель «время настройки» инвертирован. Полный перечень из 11 показателей, используемых для расчета компонентов индекса I_{dig} , приведен в прил. 1, что обеспечивает воспроизводимость методики. Интегральный индекс: взвешенная сумма с базовым сценарием весов $w_{int} = 0,235$; $w_{auto} = 0,211$; $w_{anal} = 0,379$; $w_{adapt} = 0,175$. Устойчивость к выбору весов проверена по восьми сценариям: I_{dig} растет во всех (от +72 % до +126 %), корреляции с KPI идентичны, индекс устойчив.

Статистические методы

Для оценки изменений KPI до/после использовался парный критерий Вилкоксона ($n = 36$ пар) и z -тест для долей (уровень вакансии). Нормальность KPI -переменных проверена критерием Шапиро – Уилка ($n = 72$): Avg_T_close, Share_trial_fail, HR_score нормальны ($p > 0,05$) → коэффициент Пирсона; Share_on_time и Downtime ненормальны ($p < 0,05$) → Спирмен. Регрессия: $OLS (KPI = \alpha + \beta \cdot I_{dig} + \varepsilon)$. Вклад компонентов в прирост KPI оценен эвристически через нормализованные компонентные веса;

метод приближенный и не является строгой эконометрической декомпозицией. Уровень значимости $\alpha = 0,05$.

В соответствии с целью исследования и для обеспечения прозрачности методологии в данном разделе повторно формулируются проверяемые гипотезы. Проверяются четыре гипотезы:

$H1$: внедрение ЦЭС УП обеспечивает статистически значимый рост I_{dig} , проверяется парным критерием Вилкоксона ($n = 36$);

$H2$: переход $K1 \rightarrow K3$ сопровождается улучшением операционных KPI кадрового обеспечения, проверяется парным критерием Вилкоксона и z -тестом для долей по каждому из пяти показателей;

$H3$: значение I_{dig} статистически значимо связано с KPI , проверяется корреляционным анализом и OLS -регрессией ($n = 72$);

$H4$: экономический эффект при переходе к конфигурации К3 носит нелинейный характер вследствие вклада аналитического компонента, проверяется через атрибуцию доли I_{anal} в приросте I_{dig} .

Первичные данные собирались и хранились в Microsoft Excel 2021, там же выполнялась нормализация 11 показателей по методу $min-max$ и расчет компонентов индекса I_{dig} по формуле взвешенной суммы. Статистическая обработка проводилась в Python 3.11: критерий Шапиро – Уилка и парный критерий Вилкоксона с помощью функции `scipy.stats.shapiro` и `scipy.stats.wilcoxon`, z -тест для долей с помощью `scipy.stats.proportions_ztest`, корреляции Пирсона и Спирмена с помощью `scipy.stats.pearsonr` и `scipy.stats.spearmanr`. OLS -регрессия использовалась `statsmodels.formula.api.ols`. Анализ чувствительности по восьми сценариям весов выполнен в Python с верификацией в Excel.

Результаты исследования.

Рост индекса I_{dig} : переход $K1 \rightarrow K3$

Внедрение ЦЭС УП обеспечило значимый рост I_{dig} с 0,529 (К1-уровень) до 0,955 (К3-уровень): прирост +80 %, $p = 0,001$. $H1$ подтверждена. Детализация по компонентам и их атрибутированный вклад приведены в табл. 2.

Таблица 2. Компоненты I_dig при переходе К1 → К3 (n = 36 предприятий)

Table 2. I_dig components during the transition from K1 to K3 (n = 36 enterprises)

Компонент индекса	К1-уровень (до)	К3-уровень (после)	Прирост	Вклад в ΔI_{dig} (атрибуция)*
Интеграция (I_int)	0,605	1,000	+65 %	23,5%
Автоматизация (I_auto)	0,646	1,000	+55 %	21,1%
Аналитичность (I_anal)	0,365	1,000	+174 %	37,9 % наибольший, объясняет нелинейный скачок ROI К3
Адаптивность (I_adapt)	0,540	0,833	+54 %	17,5%
Интегральный индекс I_dig	0,529	0,955	+80 %*	100 % $p = 0,001$ (критерий Вилкоксона)

Источник: составлена авторами.

Примечание. Атрибуция носит эвристический характер (взвешенные нормализованные приросты), строгая декомпозиция требует вариации компонентов между предприятиями.

Наибольший прирост демонстрирует компонент «Аналитичность» (I_anal): исходное значение 0,365, прирост +174 %, вклад 37,9 % в суммарное ΔI_{dig} . Это указывает, что именно добавление аналитического блока в конфигурации К3 обеспечивает нелинейный рост ROI. Интегральный индекс I_dig возрастает с 0,529 до 0,955 (+80 %; $p = 0,001$, критерий Вилкоксона).

Ключевое наблюдение: I_anal имел исходно наименьшее значение (0,365 фактически отсутствие аналитических модулей у большинства заказчиков до ЦЭС УП) и наибольший абсолютный прирост (+0,635 / +174 %). Это означает, что переход от К1 к К3 не просто «автоматизация», а качественная смена управленческого продукта, в котором появляется аналитика, ко-

торой прежде не было. H4 подтверждается аналитичностью (37,9 % ΔI_{dig}) и является главным источником нелинейного скачка ROI К3.

Изменение операционных KPI

Результаты сравнительного анализа при переходе К1 → К3 представлены в табл. 3. H2 подтверждается частично.

Таблица 3. KPI кадрового обеспечения при переходе К1 → К3 (n = 36 предприятий)

Table 3. HR supply KPIs during the transition from K1 to K3 (n = 36 enterprises)

Показатель	Среднее до	Среднее после	Δ	Медиана до	Медиана после	p-value	H
Share_on_time, %	44,64	51,44	+6,80 п.п.	45,85	52,10	0,002 ✓	H2 ✓
HR_score, 1–5	3,69	4,29	+0,60	3,70	4,30	< 0,001 ✓	H2 ✓
Downtime, дней	4,90	3,41	-1,49	4,30	3,25	Экспертная оценка	H2 ~
Avg_T_close, дней	51,38	50,79	-0,59	51,05	50,90	0,11 X	H2 X
Share_trial_fail, %	18,41	18,32	-0,09	17,50	17,90	0,50 X	H2 X

Источник: составлена авторами.

Примечание. Парный критерий Вилкоксона для Share_on_time, Share_trial_fail; z-тест для долей вакансий, критерий Вилкоксона для HR_score и Avg_T_close. Downtime – данные получены на основе сведений предприятий-заказчиков; значимость снижения проверена парным критерием Вилкоксона ($W = 616$, $p < 0,001$, $n = 36$).

Δ – изменение показателя; п.п. – процентные пункты (разность долей в процентах); «✓» – статистически значимое изменение при $\alpha = 0,05$; «X» – незначимое; «экспертная оценка» – без расчета p-значения.

Share_on_time (+6,80 п.п., $p = 0,002$). Устойчивый результат: медиана возросла с 45,85 до 52,10 %. Рост отражает не ускорение подбора, а повышение его предсказуемости, что для промышленных предприятий-заказчиков важнее сокращения TTF.

HR_score (+0,60 балла, $p < 0,001$). Демонстрирует самый значимый по p-value эффект. Прозрачность платформы, аналитические отчеты и снижение транзакционных издержек взаимодействия заказчика с рекрутинговой компанией влияют на ценность сервиса рекрутинга.

Avg_T_close ($-0,59$ дня, $p = 0,11$) статистически незначимо. Структурный дефицит кадров на рынке ЦФО является связывающим ограничением и подтверждает, что скорость обработки заявок и итоговое время найма определяется предложением труда, которое цифровые инструменты рекрутинговой компании не формируют [26].

Share_trial_fail ($-0,09$ п.п., $p = 0,50$) незначимо. Провалы испытательного срока требуют целенаправленного блока адаптации от предприятий (К2). В выборке настоящего исследования большинство предприятий перешли К1→К3, минуя систематическое внедрение К2, что объясняет отсутствие эффекта по данному показателю.

Финансовый эффект и ROI

Сравнительный анализ по группе из 48 предприятий ЦФО (24 с ЦЭС УП/К3; 24 без/К1-уровень) позволяет оценить совокупный экономический эффект конфигурации К3 относительно К1:

– экономия на производственных простоях: 14–64 млн руб. (сокращение Downtime на 1,49 дня × количество производственных постов);

– экономия на текучести кадров: 3–6 млн руб/г. (снижение расходов на повторный подбор);

– совокупный ежегодный эффект: 17–70 млн руб/г.;

– средний ROI > 250 %, максимальный до 1100 %.

Широкий диапазон ROI объясняется масштабом предприятий и исходным уровнем Downtime, чем выше первоначальные производственные потери от кадрового дефицита, тем больше выигрыш от аналитического блока. В практической части предприятия отмечали экономию от одного сохраненного дня простоя в размере $\approx 100 - 500$ тыс. руб. При сокращении Downtime на 1,5 дня и 5–10 незакрытых вакансиях в год совокупный эффект составляет 7–75 млн руб/г.

Корреляционный анализ:

экономические каналы I_dig

Анализ связи I_dig с KPI ($n = 72$) выявил три статистически значимых канала. H3 подтверждена. Ключевые пары с экономической интерпретацией представлены в табл. 4.

Таблица 4. Корреляции I_dig ↔ KPI и их экономический смысл ($n = 72$)

Table 4. Correlations between I_dig and KPIs and their economic meaning ($n = 72$)

Пара переменных	r (метод)	p -value	R^2	Экономический смысл
I_dig ↔ HR_score	0,712 Пирсон	<0,001	0,506	Наиболее тесная из выявленных связей: +0,1 I_dig ассоциировано с +0,14 балла HR_score ($R^2 \approx 0,51$). Отражает ценность платформы К3 для менеджера заказчика, регрессия: HR_score = 2,95 + 1,41·I_dig
I_dig ↔ Downtime	-0,315 Спирмен	0,007	0,110	Статистически значимая, но сравнительно слабая связь: рост I_dig на 0,426 ед. ассоциирован со снижением простоя на 1,49 дня ($R^2 \approx 0,11$), что формирует экономический канал ROI
I_dig ↔ Share_on_time	0,315 Спирмен	0,007	0,123	Статистически значимая, но по величине умеренная/слабая связь: повышение I_dig сопровождается ростом доли вакансий, закрытых в срок ($R^2 \approx 0,12$)
I_dig ↔ T_close	-0,034 Пирсон	0,779	<0,001	Нет связи: TTF не сокращается из-за структурного дефицита кадров на рынке ЦФО

Источник: составлена авторами: метод (Пирсон или Спирмен) выбран на основании теста нормальности Шапиро – Уилка.

В соответствии с общепринятой интерпретацией (Эванс, Чеддок) значение $r = 0,712$ для пары I_dig ↔ HR_score соответствует высокому уровню корреляции: около 50 % вариации HR_score статистически объясняется уровнем

цифровой зрелости. Для пар I_dig ↔ Downtime и I_dig ↔ Share_on_time значения $r \approx 0,315$ относятся к диапазону скорее слабой, чем умеренной связи ($R^2 \approx 0,11-0,12$), т. е. индекс цифровой зрелости объясняет лишь око-

ло десятой части вариации соответствующих показателей. При этом даже такой сравнительно небольшой статистический вклад оказывается экономически значимым из-за высокой стоимости одного дня простоя для про-

мышленных предприятий. Отсутствие связи $I_dig \leftrightarrow T_close$ демонстрирует, что цифровизация улучшает предсказуемость и управляемость рекрутинга, но не устраняет текущий рыночный дефицит кадров.

Таблица 5. *KPI* по отраслям при переходе K1 → K3

Table 5. *KPIs* by industry during the transition from K1 to K3

Отрасль	<i>N</i>	Share_on_time до, %	Share_on_time после, %	Δ Share_on_time (п.п.)	T_close до/после, дн.	Интерпретация
Автокомпоненты	4	33,2	58,1	+24,9 ↑↑	58,2 / 56,8	Максимальный эффект
Металлообработка	6	41,9	52,7	+10,8 ↑	51,5 / 52,4	Высокий
Машиностроение	7	45,1	53,8	+8,7 ↑	59,4 / 57,4	Высокий
Автосборка	3	42,2	48,3	+6,1 ↑	68,4 / 64,7	Умеренный
Агропромышленность	5	45,0	50,5	+5,5 ↑	48,1 / 45,2	Умеренный
Фармацевтика	5	50,0	50,5	+0,5 →	42,2 / 44,6	Высокая база
Логистика	6	50,9	46,1	-4,8 ↓	39,2 / 40,3	Ротация

Источник: составлена авторами.

Примечание. Δ Share_on_time – разность средних долей по предприятиям отрасли. T_close – среднее по предприятиям.

Отраслевой разрез

Наибольший эффект K3 в автокомпонентах (+24,9 п.п.): отрасль с критической зависимостью от укомплектованности и исходно низкой долей своевременно закрытых вакансий (33,2 %). Металлообработка (+10,8 п.п.) и машиностроение (+8,7 п.п.) показывают устойчивый прирост. Фармацевтика (+0,5 п.п.) минимальный эффект, поскольку исходный уровень (50,0 %) близок к «потолку» K1. Логистика единственная отрасль с отрицательной динамикой (-4,8 п.п.), т. к. высокая ротация сотрудников и краткосрочные контракты нивелируют стандартный эффект K3. Для данной отрасли ценность аналитики лежит в прогнозировании сезонных пиков, а не в классической воронке подбора.

Обсуждение результатов

ROI как главный результат. Переход K1→K3 обеспечивает диспропорциональный экономический выигрыш: 250–1100 % ROI против расчетных 100–250 % при конфигурации без аналитики (K2). Нелинейность объясняется механически: I_anal занимал 37,9 % прироста I_dig и был практически нулевым до внедрения (0,365 базовый уровень). Добавление аналитики не усиливает существующую функциональность, она помогает управлять кадровым риском вместо управления вакансией. В промышленном секторе ЦФО, где стоимость одного дня простоя

на 100–500 тыс. руб. превышает типичные ежедневные расходы HR-службы, этот переход окупается быстрее, чем в сервисных отраслях.

Отсутствие значимой динамики Avg_T_close ($p = 0,11$) при устойчивом росте Share_on_time (+6,80 п.п.) свидетельствует о том, что цифровые инструменты меняют не длительность найма, а его надежность. В условиях структурного дефицита кадров предприятию-заказчику важнее знать, что вакансия будет закрыта в оговоренный срок, чем сократить этот срок на 0,5 дня. Это существенное уточнение ценностного предложения рекрутинговых компаний при переходе к K3 [27].

Канал HR_score является стратегическим. Сильная связь $I_dig \leftrightarrow HR_score$ ($R^2 = 0,506$) показывает, что воспринимаемое качество сервиса, прозрачность аналитики, управленческие отчеты являются ключевыми индикаторами лояльности клиентов рекрутинговых компаний. В долгосрочной перспективе для рекрутинговой компании это влияет на удержание клиентской базы сильнее, чем операционные KPI подбора.

Отраслевая неоднородность. Автокомпоненты и машиностроение получают наибольший выигрыш от K3, что согласуется с теоретическим ожиданием: эффект цифровизации выше в отраслях с высокой зависимостью от укомплектованности и развитой технологической инфраструктурой [28]. Логистика указывает на предел

стандартной конфигурации К3, т. к. для отраслей с высокой ротацией кадров требуется специализированная настройка аналитики под сезонные и иные гибкие условия функционирования.

Ограничения. Данные по К2 отсутствуют эмпирически, *ROI* для этого уровня является расчетной оценкой. Анализ ограничен одним периодом «до/после» и одним регионом (ЦФО). Атрибуция компонентов являлась эвристической процедурой. Показатель Downtime основан на оценках рекрутинговой компании по данным предприятий, а не на прямом инструментальном измерении, что следует учитывать при интерпретации результатов.

Выводы

В работе предложена четырехуровневая классификация конфигураций цифрового рекрутинга (К0–К3). Эмпирический анализ перехода промышленных предприятий ЦФО от базовой конфигурации К1 к интегрированной платформе К3 показывает, что главный эффект цифрового рекрутинга связан не столько с сокращением срока найма, сколько с ростом на-

дежности и управляемости процесса. Формируется высокий совокупный экономический результат и диспропорциональный рост *ROI* конфигурации К3. Ключевую роль играет аналитический блок, обеспечивающий наибольший вклад в прирост интегрального индекса цифровой зрелости и переводящий рекрутинговые компании от управления отдельными вакансиями к управлению кадровым риском заказчика. Наилучший результат от такой конфигурации получают капиталоемкие отрасли с высокой зависимостью от укомплектованности производственных мощностей, тогда как сегменты предприятий с высокой ротацией кадров требуют адаптации стандартной аналитической модели. Полученные результаты задают ориентиры для приоритизации инвестиций в цифровой рекрутинг и конфигурирования цифровых решений для различных отраслевых сегментов.

Для удобства читателя и единообразного использования переменных в табличном и текстовом материале ниже приведен перечень основных сокращений и обозначений, используемых в статье (табл. 6).

Таблица 6. Перечень сокращений и обозначений

Table 6. List of abbreviations and designations

Обозначение	Расшифровка
I dig	Интегральный индекс цифровой зрелости рекрутинговой экосистемы
I int	Компонент интеграции в составе I dig
I auto	Компонент автоматизации в составе I dig
I anal	Компонент аналитичности в составе I dig
I adapt	Компонент адаптивности в составе I dig
Share on time	Доля вакансий, закрытых в срок
Avg T close	Среднее время закрытия вакансии (time-to-fill)
HR score	Оценка удовлетворенности HR-менеджера заказчика
Share trial fail	Доля кандидатов, не прошедших испытательный срок
Downtime	Средняя длительность производственного простоя
ЦЭС УП	Цифровая экосистема управления персоналом
ATS	Applicant Tracking System – система автоматизации подбора персонала
TTF	Time-to-fill – время закрытия вакансии
BI	Business Intelligence – система бизнес-аналитики

Приложение. Показатели для расчета компонентов индекса I dig

№ п/п	Показатель	Компонент	Единица	Нормализация
1	Количество активных интеграций	I int	шт.	min-max, max
2	Доля вакансий, поступивших через API	I int	%	min-max, max
3	Количество промышленных клиентов с прямой интеграцией	I int	шт.	min-max, max
4	Доля автоматизированных операций	I auto	%	min-max, max
5	Доля вакансий в автоматизированной воронке подбора	I auto	%	min-max, max
6	Наличие модуля HR-аналитики	I anal	0/1	min-max, max
7	Количество стандартных аналитических отчетов	I anal	шт.	min-max, max
8	Доля проектов с решениями на основе аналитики	I anal	%	min-max, max
9	Наличие отраслевых шаблонов	I adapt	0/1	min-max, max
10	Среднее время настройки под заказчика	I adapt	дней	min-max, инверсия
11	Доля проектов с адаптированными процессами	I adapt	%	min-max, max

Библиографические ссылки

1. Глызина М. П., Иванова Е. А. Рекрутинг персонала в условиях цифровой трансформации современных организаций // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2021. № 6. С. 36–41. DOI: 10.17513/vaael.1725
2. Инновационные цифровые инструменты управления персоналом / Т. Н. Чунихина, А. Л. Золкин, С. А. Жильцов, И. М. Калякина // Экономика и управление: проблемы, решения. 2025. Т. 2, № 5. С. 181–189. DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.02.022
3. Проблемы применения цифровых технологий в реальном секторе экономики России / Н. В. Артемьев, М. Ю. Маковецкий, Ю. Н. Сотников, Н. В. Кузьмина // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2025. № 3. С. 195–203.
4. Глызина М. П., Иванова Е. А. Рекрутинг персонала в условиях цифровой трансформации современных организаций // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2021. № 6. С. 36–41. DOI: 10.17513/vaael.1725
5. Бурова Е. А. Применение технологий искусственного интеллекта в HR-процессах российских компаний // Управление персоналом. 2023. № 4. С. 34–42. DOI: 10.21822/2073-6185-2023-50-2-117-125
6. Капустина Н. В., Молчанова Е. В. Цифровые инструменты в управлении подбором персонала промышленных предприятий // Вестник ГУУ. 2023. № 7. С. 55–63.
7. *Strohmeier S.* Smart HRM – A Delphi study on the application and consequences of artificial intelligence for human resource management // *The International Journal of Human Resource Management*. 2020. Vol. 31, no. 12. Pp. 1–26.
8. *Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V.* Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward // *California Management Review*. 2019. Vol. 61, no. 4. Pp. 15–42.
9. *Van Esch P., Black J. S., Ferolie J.* Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection // *Computers in Human Behavior*. 2019. Vol. 90. Pp. 215–222.
10. Белова Е. Ю., Шевченко М. О. Трансформация систем менеджмента предприятий в контексте цифровизации // *E-Management*. 2023. Т. 6, № 1. С. 17–28. DOI: 10.26425/2658-3445-2023-6-1-17-28
11. Минаков А. В. Устойчивое развитие и технологическое лидерство промышленных предприятий в цифровой экономике. Москва : Издат. дом «Среда», 2024. DOI: 10.31483/r-110207
12. Усенко Л. Н., Гузей В. А., Усенко А. М. Анализ цифровой трансформации бизнеса для обеспечения устойчивого развития // *Социальное предпринимательство и корпоративная социальная ответственность*. 2023. Т. 4, № 1. С. 21–28. DOI: 10.18334/social.4.1.116749
13. Глызина М. П., Иванова Е. А. Рекрутинг персонала в условиях цифровой трансформации современных организаций // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2021. № 6. С. 36–41. DOI: 10.17513/vaael.1725
14. Инновационные цифровые инструменты управления персоналом / Т. Н. Чунихина, А. Л. Золкин, С. А. Жильцов, И. М. Калякина // *Экономика и управление: проблемы, решения*. 2025. Т. 2, № 5. С. 181–189. DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.02.022
15. *Strohmeier S.* Smart HRM – A Delphi study on the application and consequences of artificial intelligence for human resource management // *The International Journal of Human Resource Management*. 2020. Vol. 31, no. 12. Pp. 1–26.
16. *Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V.* Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward // *California Management Review*. 2019. Vol. 61, no. 4. Pp. 15–42.
17. *Van Esch P., Black J. S., Ferolie J.* Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection // *Computers in Human Behavior*. 2019. Vol. 90. Pp. 215–222.
18. Инновационные цифровые инструменты управления персоналом / Т. Н. Чунихина, А. Л. Золкин, С. А. Жильцов, И. М. Калякина // *Экономика и управление: проблемы, решения*. 2025. Т. 2, № 5. С. 181–189. DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.02.022
19. Самайбекова З. К. Цифровые технологии в стратегическом управлении персоналом инновационного развития предпринимательских структур // *Экономика промышленности*. 2024. Т. 17, № 1. С. 40–49. DOI: 10.17073/2072-1633-2024-1-1254
20. Самайбекова З. К. Цифровые технологии в стратегическом управлении персоналом инновационного развития предпринимательских структур // *Экономика промышленности*. 2024. Т. 17, № 1. С. 40–49. DOI: 10.17073/2072-1633-2024-1-1254
21. *Strohmeier S.* Smart HRM – A Delphi study on the application and consequences of artificial intelligence for human resource management // *The International Journal of Human Resource Management*. 2020. Vol. 31, no. 12. Pp. 1–26.
22. *Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V.* Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward // *California Management Review*. 2019. Vol. 61, no. 4. Pp. 15–42.
23. Рыбакова М. В. Оценка ROI при внедрении ATS-систем на предприятиях производственного сектора // *Управленческие науки*. 2022. Т. 12, № 2. С. 88–99.
24. Иванова А. Г. Предиктивная аналитика в управлении текучестью кадров: опыт промышленных предприятий ЦФО // *Экономика труда*. 2023. Т. 10, № 1. С. 1–18.
25. Растворцева С. Н. Цифровизация и цифровые платформы в региональном стратегическом развитии промышленности // *Экономика промышленности*. 2025. Т. 18, № 3. С. 433–449. DOI: 10.17073/2072-1633-2025-3-1464
26. Проблемы применения цифровых технологий в реальном секторе экономики России / Н. В. Артемьев, М. Ю. Маковецкий, Ю. Н. Сотников, Н. В. Кузь-

мина // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2025. № 3. С. 195–203.

27. Проблемы применения цифровых технологий в реальном секторе экономики России / Н. В. Артемьев, М. Ю. Маковецкий, Ю. Н. Сотников, Н. В. Кузьмина // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2025. № 3. С. 195–203.2

28. *Растворцева С. Н.* Цифровизация и цифровые платформы в региональном стратегическом развитии промышленности // Экономика промышленности. 2025. Т. 18, № 3. С. 433–449. DOI: 10.17073/2072-1633-2025-3-1464

References

1. Glyzina M.P., Ivanova E.A. [Recruitment of personnel in the conditions of digital transformation of modern organizations]. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2021, no. 6, pp. 36-41. (in Russ.). DOI: 10.17513/vaael.1725

2. Chunikhina T.N., Zolkin A.L., Zhiltsov S.A., Kalyakina I.M. [Innovative digital tools of human resource management]. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya*, 2025, vol. 2, no. 5, pp. 181-189. (in Russ.). DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.02.022

3. Artemyev N.V., Makovetskiy M.Yu., Sotnikov Yu.N., Kuzmina N.V. [Problems of applying digital technologies in the real sector of the Russian economy]. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2025, no. 3, pp. 195-203. (in Russ.).

4. Glyzina M.P., Ivanova E.A. [Recruitment of personnel in the conditions of digital transformation of modern organizations]. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2021, no. 6, pp. 36-41. (in Russ.). DOI: 10.17513/vaael.1725

5. Burova E.A. [Application of artificial intelligence technologies in HR processes of Russian companies]. *Upravlenie personalom*, 2023, no. 4, pp. 34-42. (in Russ.). DOI: 10.21822/2073-6185-2023-50-2-117-125

6. Kapustina N.V., Molchanova E.V. [Digital tools in personnel recruitment management at industrial enterprises]. *Vestnik GUU*, 2023, no. 7, pp. 55-63. (in Russ.).

7. Strohmeier S. Smart HRM – A Delphi study on the application and consequences of artificial intelligence for human resource management. *The International Journal of Human Resource Management*, 2020, vol. 31, no. 12, pp. 1-26. (in Engl.).

8. Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V. Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 2019, vol. 61, no. 4, pp. 15-42. (in Engl.).

9. Van Esch P., Black J. S., Ferolie J. Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection. *Computers in Human Behavior*, 2019, vol. 90, pp. 215-222. (in Engl.).

10. Belova E.Yu., Shevchenko M.O. [Transformation of enterprise management systems in the context of digitalization]. *E-Management*, 2023, vol. 6, no. 1, pp. 17-28. (in Russ.). DOI: 10.26425/2658-3445-2023-6-1-17-28

11. Minakov A.V. *Ustojchivoe razvitie i texnologicheskoe liderstvo promyshlennyx predpriyatij v cifrovoj e'kono-mike* [Sustainable development and technological leadership of industrial enterprises in the digital economy]. Moscow, Sreda Publ., 2024. (in Russ.). DOI: 10.31483/r-110207

12. Usenko L.N., Guzey V.A., Usenko A.M. [Analysis of digital business transformation to ensure sustainable development]. *Sotsial'noe predprinimatel'stvo i korporativnaya sotsial'naya otvetstvennost'*, 2023, vol. 4, no. 1, pp. 21-28. (in Russ.). DOI: 10.18334/social.4.1.116749

13. Glyzina M.P., Ivanova E.A. [Recruitment of personnel in the conditions of digital transformation of modern organizations]. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2021, no. 6, pp. 36-41. (in Russ.). DOI: 10.17513/vaael.1725

14. Chunikhina T.N., Zolkin A.L., Zhiltsov S.A., Kalyakina I.M. [Innovative digital tools of human resource management]. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya*, 2025, vol. 2, no. 5, pp. 181-189. (in Russ.). DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.02.022

15. Strohmeier S. Smart HRM – A Delphi study on the application and consequences of artificial intelligence for human resource management. *The International Journal of Human Resource Management*, 2020, vol. 31, no. 12, pp. 1-26. (in Engl.).

16. Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V. Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 2019, vol. 61, no. 4, pp. 15-42. (in Engl.).

17. Van Esch P., Black J. S., Ferolie J. Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection. *Computers in Human Behavior*, 2019, vol. 90, pp. 215-222. (in Engl.).

18. Chunikhina T.N., Zolkin A.L., Zhiltsov S.A., Kalyakina I.M. [Innovative digital tools of human resource management]. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya*, 2025, vol. 2, no. 5, pp. 181-189. (in Russ.). DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.05.02.022

19. Samaybekova Z.K. [Digital technologies in strategic human resource management for innovative development of business structures]. *Ekonomika promyshlennosti*, 2024, vol. 17, no. 1, pp. 40-49. (in Russ.). DOI: 10.17073/2072-1633-2024-1-1254

20. Samaybekova Z.K. [Digital technologies in strategic human resource management for innovative development of business structures]. *Ekonomika promyshlennosti*, 2024, vol. 17, no. 1, pp. 40-49. (in Russ.). DOI: 10.17073/2072-1633-2024-1-1254

21. Strohmeier S. Smart HRM – A Delphi study on the application and consequences of artificial intelligence for human resource management. *The International Journal of Human Resource Management*, 2020, vol. 31, no. 12, pp. 1-26. (in Engl.).

22. Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V. Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 2019, vol. 61, no. 4, pp. 15-42. (in Engl.).

23. Rybakova M.V. [ROI assessment when implementing ATS systems at enterprises of the manufactur-

ing sector]. *Upravlencheskie nauki*, 2022, vol. 12, no. 2, pp. 88-99. (in Russ.)

24. Ivanova A.G. [Predictive analytics in personnel turnover management: experience of industrial enterprises of the Central Federal District]. *Ekonomika truda*, 2023, vol. 10, no. 1, pp. 1-18. (in Russ.)

25. Rastvortseva S.N. [Digitalization and digital platforms in regional strategic development of industry]. *Ekonomika promyshlennosti*, 2025, vol. 18, no. 3, pp. 433-449. (in Russ.). DOI: 10.17073/2072-1633-2025-3-1464.

26. Artemyev N.V., Makovetskiy M.Yu., Sotnikov Yu.N., Kuzmina N.V. [Problems of applying digital

technologies in the real sector of the Russian economy]. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2025, no. 3, pp. 195-203. (in Russ.).

27. Artemyev N.V., Makovetskiy M.Yu., Sotnikov Yu.N., Kuzmina N.V. [Problems of applying digital technologies in the real sector of the Russian economy]. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2025, no. 3, pp. 195-203. (in Russ.).

28. Rastvortseva S.N. [Digitalization and digital platforms in regional strategic development of industry]. *Ekonomika promyshlennosti*, 2025, vol. 18, no. 3, pp. 433-449. (in Russ.). DOI: 10.17073/2072-1633-2025-3-1464

A. R. Kalinin, Doctor of Economics, Professor

N. A. Zueva, Post-graduate

Synergy University, Moscow, Russia

CLASSIFICATION OF DIGITAL RECRUITING CHARACTERISTICS AND ASSESSMENT OF THE ECONOMIC EFFECT FOR RECRUITING COMPANIES IN INDUSTRIAL SECTORS OF THE CENTRAL FEDERAL DISTRICT

The purpose of the article is to develop a conceptual classification of digital recruiting characteristics and to quantitatively assess the economic effect of their implementation for recruiting companies working with industrial enterprises of the Central Federal District (CFD) of Russia. A four-level classification of digital recruiting configurations (K0 - K3) is presented, grouping tools into three functional blocks: sourcing, onboarding and analytical support of personnel. The configurations are interpreted as successive stages in the development of a digital recruiting ecosystem, ranging from manual recruiting and basic automation to an integrated platform with an analytics block. Based on data from 36 industrial enterprises of the CFD that are clients of a recruiting company which implemented a digital HR management ecosystem, an integral digital maturity index (I_{dig}) was developed, aggregating the components of integration, automation, analyticity and adaptability. It is shown that, when moving from configuration K1 to K3, the value of I_{dig} increases from 0.529 to 0.955 (+80%; $p = 0.001$). Improvements in key client indicators are recorded: the share of vacancies closed on time increases by 6.8 percentage points ($p = 0.002$), HR managers' satisfaction rises from 3.69 to 4.29 points ($p < 0.001$), and the average duration of production downtime decreases by 1.49 days. The average time-to-fill remains virtually unchanged, confirming the influence of structural labour shortages. Calculations of the total economic effect show 17 -70 million rubles per year with an average ROI of 250 - 1100% for configuration K3. The analytics block accounts for 37.9% of the I_{dig} increase and acts as the main source of nonlinear ROI growth, which justifies prioritizing investments by recruiting companies in advanced analytical configurations of digital recruiting when working with industrial clients.

Keywords: digital recruiting; digital maturity; recruiting analytics block; production downtime; economic effect; ROI

Получена: 17.04.2026

ГРНТИ 06.71.07

Образец цитирования

Калинин А. Р., Зуева Н. А. Классификация характеристик цифрового рекрутинга и оценка экономического эффекта для рекрутинговых компаний в промышленных отраслях Центрального федерального округа // Социально-экономическое управление: теория и практика. 2026. Т. 22, № 2. С. 29–39. DOI: 10.22213/2618-9763-2026-2-29-39

For Citation

Kalinin A.R., Zueva N.A. [Classification of digital recruiting characteristics and assessment of the economic effect for recruiting companies in industrial sectors of the Central federal district]. *Social'no-ekonomiceskoe upravlenie: teoria i praktika*, 2026, vol. 22, no. 2, pp. 29-39 (in Russ.). DOI: 10.22213/2618-9763-2026-2-29-39